

6-1-2020

## Multi-variable Modeling Research for Main-steam Temperature of Power Station Boiler Based on Improved Differential Evolution Algorithm

Li Qin

1. College of Electronics and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China;;2. College of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power Shanghai Key Laboratory of Power Station Automation Technology, Shanghai 200090, China;;

Zhang Hao

1. College of Electronics and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China;;2. College of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power Shanghai Key Laboratory of Power Station Automation Technology, Shanghai 200090, China;;

Daogang Peng

2. College of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power Shanghai Key Laboratory of Power Station Automation Technology, Shanghai 200090, China;;

Yibo Guo

2. College of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power Shanghai Key Laboratory of Power Station Automation Technology, Shanghai 200090, China;;

See next page for additional authors

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>

 Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

# **Multi-variable Modeling Research for Main-steam Temperature of Power Station Boiler Based on Improved Differential Evolution Algorithm**

## **Abstract**

**Abstract:** By analyzing the factors which affected the main-steam temperature, a *multi-variable model* was introduced to overcome the bad result of single variable cascade control. An improved differential evolution algorithm was proposed including *mutation strategies random selection, crossover ratio and mutation ratio adaptive adjustment*, which was used for *closed-loop identification of main-steam multi-variable transfer function model*. The principle and method how to obtain valid identification data from power plant distributed control system history database was introduced, and the data from some 1 000 MW coal-fired power plant was used to identify and verify the main-steam temperature multi-variable model, the verification result shows the validation of model. By further analyzing the multi-variable model identification result, an optimization method was suggested for the conventional main-steam cascade control.

## **Keywords**

main-steam temperature, closed-loop, multi-variable, differential evolution algorithm

## **Authors**

Li Qin, Zhang Hao, Daogang Peng, Yibo Guo, Nianlong Wang, and Yuzhen Sun

## **Recommended Citation**

Li Qin, Zhang Hao, Peng Daogang, Guo Yibo, Wang Nianlong, Sun Yuzhen. Multi-variable Modeling Research for Main-steam Temperature of Power Station Boiler Based on Improved Differential Evolution Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(8): 1712-1718.

# 基于改进差分算法的电站锅炉主蒸汽温度多变量建模研究

李芹<sup>1,2</sup>, 张浩<sup>1,2</sup>, 彭道刚<sup>2</sup>, 郭义波<sup>2</sup>, 王念龙<sup>3</sup>, 孙宇贞<sup>1,2</sup>

(1. 同济大学电子与信息工程学院, 上海 201804; 2. 上海电力学院自动化工程学院上海市电站自动化技术重点实验室, 上海 200090;  
3. 上海明华电力技术工程有限公司, 上海 200090)

**摘要:** 针对主汽温常规单变量串级控制效果差的问题, 在分析相关影响因素的基础上, 提出了一种主汽温多变量传递函数模型结构。针对标准差分进化算法的缺点, 提出了一种随机选择变异策略和自适应调整变异率交叉率的改进算法, 并将该算法应用于主汽温闭环多变量传递函数模型辨识。给出了从电厂现场分布式控制系统历史数据库获取有效辨识数据的原则和方法, 利用从某 1000 MW 机组获取的数据进行主汽温多变量模型辨识和校验, 校验结果表明了辨识模型的有效性。通过对多变量模型辨识结果的进一步分析, 给出了主汽温常规串级控制系统调整和优化的建议。

**关键词:** 主汽温; 闭环; 多变量; 差分进化算法

中图分类号: TP273 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2017) 08-1712-07

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201708010

## Multi-variable Modeling Research for Main-steam Temperature of Power Station Boiler Based on Improved Differential Evolution Algorithm

Li Qin<sup>1,2</sup>, Zhang Hao<sup>1,2</sup>, Peng Daogang<sup>2</sup>, Guo Yibo<sup>2</sup>, Wang Nianlong<sup>3</sup>, Sun Yuzhen<sup>1,2</sup>

(1. College of Electronics and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China;  
2. College of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power Shanghai Key Laboratory of Power Station Automation Technology, Shanghai 200090, China; 3. Shanghai Minghua Electric Power Technology Engineering Ltd., Shanghai 200090, China)

**Abstract:** By analyzing the factors which affected the main-steam temperature, a multi-variable model was introduced to overcome the bad result of single variable cascade control. An improved differential evolution algorithm was proposed including mutation strategies random selection, crossover ratio and mutation ratio adaptive adjustment, which was used for closed-loop identification of main-steam multi-variable transfer function model. The principle and method how to obtain valid identification data from power plant distributed control system history database was introduced, and the data from some 1 000 MW coal-fired power plant was used to identify and verify the main-steam temperature multi-variable model, the verification result shows the validation of model. By further analyzing the multi-variable model identification result, an optimization method was suggested for the conventional main-steam cascade control.

**Keywords:** main-steam temperature; closed-loop; multi-variable; differential evolution algorithm

## 引言

中国电力企业联合会 2015-03 发布的“中国电



收稿日期: 2016-08-22 修回日期: 2016-10-18;  
基金项目: 上海市“科技创新行动计划”高新技术领域项目(1611106300), 上海市“科技创新行动计划”国际科技合作项目(15510722100), 上海市科学技术委员会工程技术研究中心项目(14DZ2251100);  
作者简介: 李芹(1975-), 女, 河北泊头, 博士生, 讲师, 研究方向为发电过程建模与优化控制技术。

力工业现状与展望”一文中, 对电力中长期发展的战略布局强调优化发展煤电<sup>[1]</sup>, 在关停小火电, 增加超超临界机组的同时, 致力于煤电清洁改造的技术与创新, 以期在机组能效和排放水平上有较大的提升, 这些目标的实现无不与电厂的综合自动化水平紧密相关。目前我国主流的超超临界机组锅炉侧的主蒸汽温度为 600°C~612°C, 是锅炉汽水系统中

除再热器外的温度最高点, 对其进行准确控制关系着电厂的生产安全和能效水平。超超临界机组中的主蒸汽温度过程是一个受蒸汽流量、烟气传热量和减温水流量等因素影响的多变量过程, 其控制方案一般由燃水比控制和带多个前馈的串级喷水减温控制组成, 其中, 控制策略的设计、前馈变量的选择, 及控制器参数的整定, 都要求具有一个既能准确反映对象特性, 又能满足实时性要求的实用多变量传递函数模型。

多年以来, 对主蒸汽温度过程的传递函数建模研究从未间断过, 但大多都是减温水流量和过热器出口温度之间的单变量传递函数模型<sup>[2-5]</sup>, 基于单变量的过热蒸汽温度控制也得到了充分的研究和发展<sup>[6-8]</sup>。随着超超临界机组主汽温系统自动控制要求的提高, 一些学者陆续开展了对主汽温系统的多变量辨识工作<sup>[5,9-10]</sup>, 通过分析影响过热器出口温度的主要因素, 主汽温的多变量状态空间模型、神经网络模型陆续建立<sup>[9,11-12]</sup>。这些多变量模型结构普遍存在很难用现有 DCS 模块构建的问题, 因此在工程应用中较难实施, 而基于传递函数的一系列控制系统的设计和实施方案相对完善, 因此本文开展了主汽温的多变量传递函数模型的辨识研究。

## 1 主汽温多变量过程模型辨识

### 1.1 主汽温过程传递函数模型

建立被控过程的数学模型有两种基本方法, 即机理法和实验测试法。对于主蒸汽温度类的复杂热工过程, 由于先验知识不够充分, 用单纯的机理建模法很难得到正确的数学模型。实验测试法又可以分为经典辨识法和现代辨识法, 经典辨识法如测试动态特性的时域方法、频域方法和统计相关法等<sup>[13]</sup>, 这些方法对于实际过程中普遍存在的噪声信号都无法做到准确的辨识, 而现代辨识法可以消除噪声影响, 但是需要大量数据, 这一条件在计算机技术高速发展的今天, 可以得到充分的满足。本文结合机理分析法和现代辨识法的优点, 建立主蒸汽温度

过程的数学模型, 即通过机理分析, 确定模型的结构形式, 再通过现代辨识法确定模型中各个参数的具体数值。

主蒸汽温度过程是一个有自平衡能力的, 具有多个惯性的过程<sup>[2]</sup>, 考虑到大多数热工过程都具有一定的迟延, 采用下述结构作为待辨识过程的传递函数模型。

$$G(s) = \frac{K}{(Ts + 1)^n} e^{-\tau s} \quad (1)$$

### 1.2 主蒸汽系统多变量模型结构

大多数超临界机组锅炉过热器系统设有二级或三级喷水减温, A 侧和 B 侧共 4 个或者 6 个喷水减温器。以某 1 000 MW 机组的过热器系统为例, 该系统布置了三级喷水减温, 一级喷水减温器布置在低温过热器出口集箱到屏式过热器进口集箱的管道上; 过热器二级喷水减温器布置在屏式过热器出口集箱到后屏过热器进口集箱的管道上; 过热器三级喷水减温器布置在后屏过热器出口集箱到末级过热器进口集箱的管道上, 喷水取自高压加热器后主给水管道。把过热器第三级喷水减温过程作为研究对象, 其过程结构图如图 1 所示。

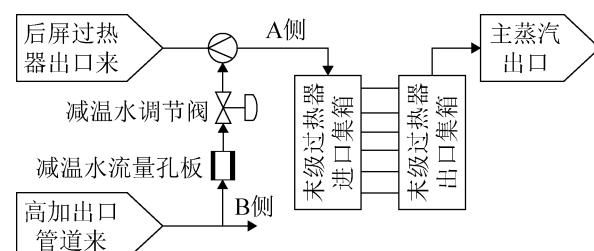


图 1 第三级喷水减温过程设备图  
Fig. 1 The third desuperheater of main steam process

图 1 中影响主蒸汽出口温度的因素主要有后屏过热器出口来的蒸汽温度、流量; 高加出口管道来的减温水的温度、流量; 流经末级过热器的烟气的温度、流量以及主蒸汽出口侧的主蒸汽压力波动等。在某一稳定工况下, 针对减温水控制策略, 提出了如图 2 的主蒸汽温度多变量过程模型结构。

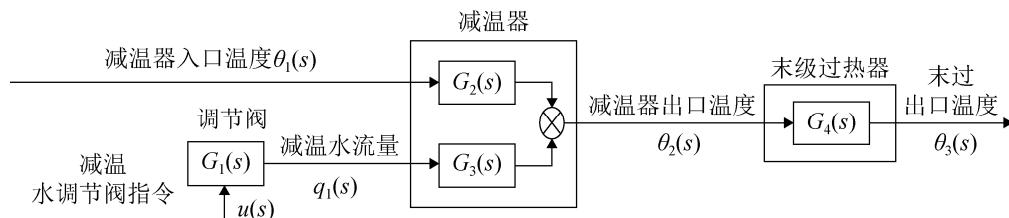


图 2 主蒸汽温度多变量过程模型结构

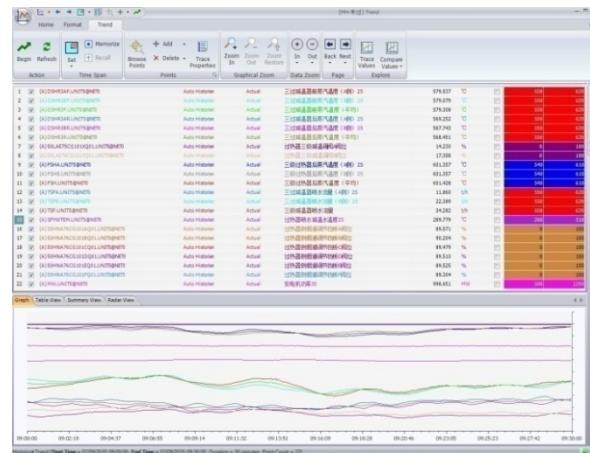
Fig. 2 Multi-variable model structure of main steam temperature

### 1.3 主蒸汽系统闭环模型辨识数据选取原则及方法

在应用现代辨识法来确定模型结构中的具体参数时, 辨识数据对于模型参数辨识的精度, 尤其是动态参数的辨识起着至关重要的作用。其中最重要的是如何从正常运行的分布式控制系统(DCS)历史数据库中选择可以用于模型辨识的数据。以图 2 的模型结构为例, 需要采集的输入数据为减温器入口温度和减温水调节阀指令, 需要采集的输出数据为末过出口温度, 以及两个中间辨识信号减温水流量和减温器出口温度。模型辨识首先要求输入信号具有明显的激励作用, 即有一定的幅值变化, 也要有一定的持续时间, 并能导致输出发生相应的变化; 其次, 选取的数据段尽量起始于系统运行稳定的工况点, 避免前面激励信号响应对后面辨识的影响; 第三, 采样周期的选择, 理论上为了使采样信号无失真的再现被采样数据信号, 采样周期要遵循香农定理。目前大多数 DCS 中保存的运行数据的采样周期都是 1 s, 但每次提取历史曲线显示只能提取 600 个点, 也就意味着, 如果数据段的时间总长超过 10 min, 就不能保证采样周期为 1 s, 故本文对于需提取的数据超过 600 s 时, 采用多次提取, 然后合并数据库的方法获取待辨识数据组的方法, 从而可以充分利用 DCS 系统所能达到的采样数据的精度; 最后, 由于历史数据都是现场数据, 总是会有各种各样的噪声信号, 在辨识之前, 可以对历史数据进行滤波处理, 尽量避免由于噪声信号对辨识精度的影响, 文中采用了 5 点平均值滤波方法。

为了对图 2 所示的模型结构进行辨识, 从某电

厂 1 000 MW 机组 DCS 运行的历史数据库中挑选辨识数据, 具体方法为: 首先根据待模型结构设计变量点清单, 本文选择了包括图 2 中 5 个变量点在内的 22 个变量点清单, 把该 22 个点在电厂的操作员站上做成如图 3 所示的趋势图。然后按照辨识数据的选取原则, 在 DCS 历史数据库中选择相应的数据段作为辨识数据, 并从历史数据库中提取相应数据。

图 3 数据图例及曲线  
Fig. 3 The data legend and curves

## 2 改进差分进化算法

差分进化算法(DE 算法)是一种基于群体进化的算法, 具有记忆个体最优解和种群内信息共享的特点, 即通过种群内个体间的合作与竞争实现对优化问题的求解, 本质上是一种基于实数编码的具有保优思想的贪婪遗传算法<sup>[14]</sup>。标准的差分进化算法流程由变异、交叉、选择三个操作组成<sup>[15]</sup>。针对标准差分进化算法的不足, 本文提出了如下针对三个基本操作的改进方案, 图 4 为其相应的算法流程图。

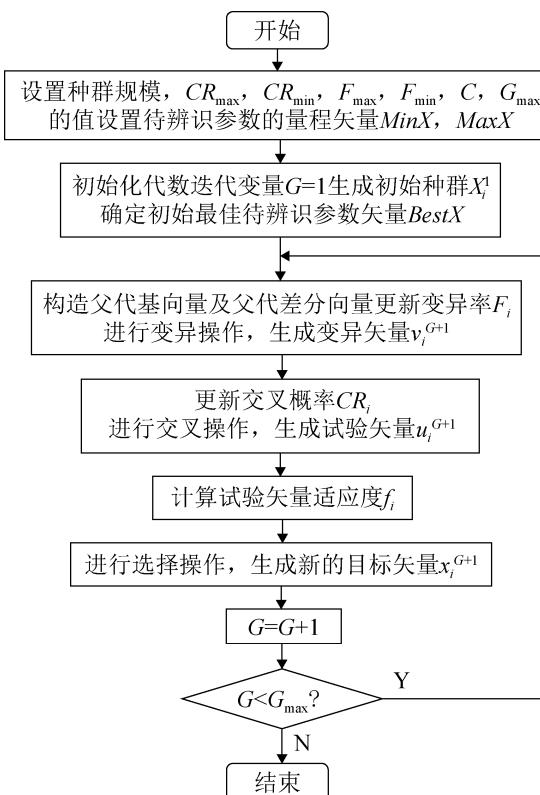


图 4 改进的差分进化算法流程图

Fig. 4 The flow chart of improved differential evolution algorithm

## 1) 改进的变异策略

常用的两种变异策略分别是 DE/best/1/bin 与 DE/rand/1/bin。其中 DE/best 以当前种群中最优个体为基向量，变异操作使种群中的个体趋向于最优个体附近，算法收敛速度快；缺点是对于存在局部最优解的问题，收敛容易陷入局部最优。变异策略 DE/rand 以当前种群中随机个体为基向量，有利于保持种群的多样性，加大了搜索到最优个体的概率，缺点是算法收敛速度太慢或者搜索不到最优解。为了综合两种变异策略的优点，提出了一种随机选取两种变异策略的改进设想，引入选择因子  $C$ ，在进行变异操作之前，首先比较随机数与选择因子  $C$ ，根据比较情况选择两种变异策略中的一种，具体策略如下

$$\text{变异策略} = \begin{cases} \text{DE / best/1} & \text{rand}(1) \leqslant C \\ \text{DE / rand / 1} & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

## 2) 自适应调整变异率

变异率  $F$  的作用是对差分向量进行放缩，生

成变异向量。如果基向量的适应度值较优，则希望变异向量中包含较多的基向量成分，此时需要较小的  $F$ ，使算法在基向量附近搜索，易于找到较优解；当基向量的适应度较差时，则希望变异向量中包含较少的基向量成分，此时需要较大的  $F$ ，使搜索范围扩大，以便增加搜索到最优解的概率。因此，可以根据基向量的适应度合理地自适应调整变异率  $F$ ，具体的调整策略为

$$F_i = F_{\min} + (F_{\max} - F_{\min}) \times \frac{f_i - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}} \quad (3)$$

式中： $F_{\min}$ ,  $F_{\max}$  为变异率下限与上限； $f_{\min}$ ,  $f_{\max}$  为当前种群中个体的最小适应度值与最大适应度值； $i$  为个体编号， $f_i$  为基向量的适应度值。

## 3) 自适应调整交叉率

交叉率  $CR$  决定了试验向量中包含变异向量成分的多少。如果变异向量的适应度较优，则试验向量中应包含较多的变异向量成分，交叉率  $CR$  的选取也应较大。当变异向量的适应度较差时，则试验向量应包含较少的变异向量成分，交叉率  $CR$  的选取也应较小。根据以上分析，可以按如下方法调整交叉率

$$CR_i = CR_{\max} - (CR_{\max} - CR_{\min}) \times \frac{f_i - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}} \quad (4)$$

式中： $CR_{\min}$ ,  $CR_{\max}$  为交叉率的下限与上限。

## 3 主汽温多变量模型辨识与验证

图 2 所示的模型结构中有两个单输入单输出 (SISO) 过程，即调节阀过程和末级过热器过程；另外有一个双输入单输出 (BISO) 过程，即减温器过程，在模型辨识中将按此分类讨论。

## 3.1 模型辨识误差指标与算法

根据改进的差分进化算法，编写 MATLAB 程序分别辨识图 2 中的 4 个传递函数，设定下述均方差适应度函数

$$f = \sqrt{\frac{1}{N} \sum e^2} \quad (5)$$

### 3.2 SISO 过程模型辨识与校验

主蒸汽温度过程中, 减温水调节阀和末级过热器都属于 SISO 过程, 以减温水调节阀模型辨识为例, 首先设置改进差分进化算法的初始参数, 包括种群规模为 40,  $CR_{\max}=0.9$ ,  $CR_{\min}=0.6$ ,  $F_{\max}=0.6$ ,  $F_{\min}=0.3$ ,  $C=0.6$ , 进化代数  $G_{\max}=30$ 。待辨识对象调节阀机理为一阶惯性滞后模型, 其传递函数中的三个参数  $[K_1, T_1, \tau_1]$  的矢量量程设置为  $\text{MinX}=[0, 0, 0]$ ,  $\text{MaxX}=[5, 5, 3]$ , 量程可以在多次试验的过程中进行调整。

根据 1.3 节辨识数据的选取原则和方法, 在某 1 000 MW 火电机组上选取了 2015-07-09 上午 9:00 开始的 30 min 数据作为辨识图 2 所示模型结构的辨识数据和模型验证数据。利用图 4 所示模型辨识算法辨识的减温水调节阀传递函数模型结果如式(6), 相应的辨识适应度  $f_1 \approx 0.393$ 。

$$G_1(s) = \frac{q_1(s)}{u(s)} = \frac{2.973}{1.935 s + 1} e^{-0.123 s} \quad (6)$$

式中: 增益的单位为  $t/h\%$ , 惯性时间和迟延时间的单位均为 s。对式(6)传递函数模型进行校验, 校验方法为以阀门指令信号作为传递函数模型  $G_1(s)$  的输入信号, 将其输出与实际输出数据进行对比, 并计算相应的适应度函数。辨识数据的模型校验适应度  $f'_{11} \approx 0.4575$ , 校验数据的模型校验适应度  $f'_{12} \approx 0.5563$ 。相应的对比曲线如图 5 所示, 可以看出, 辨识模型很好的描述了实际减温水调节阀过程。

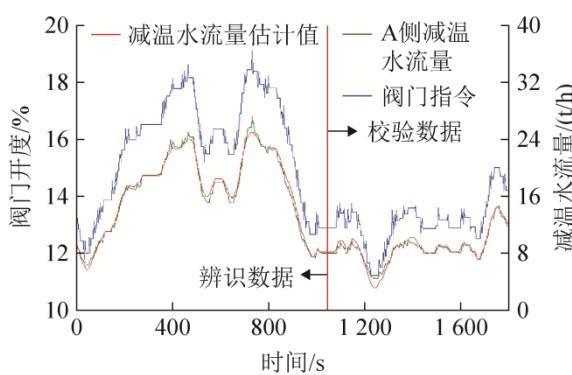


图 5 减温水调节阀辨识模型结果与实际输出对比图  
Fig. 5 The comparison of real output and the model identification result output of desuperheater valve

以同样的方法进行末级过热器模型辨识, 其传递函数模型辨识结果为

$$G_4(s) = \frac{\theta_3(s)}{\theta_2(s)} = \frac{1.1543}{(15.58 s + 1)^6} \quad (7)$$

其中增益无量纲, 惯性时间的单位为 s。

### 3.3 BISO 过程模型辨识与校验

主蒸汽温度过程中, 减温器为 BISO 过程, 辨识程序需对两个传递函数通道进行同时寻优, 相应的误差指标中误差为两个通道输出和与实际输出的差。改进差分进化算法初始参数设置为: 种群规模 60,  $CR_{\max}=0.9$ ,  $CR_{\min}=0.6$ ,  $F_{\max}=0.6$ ,  $F_{\min}=0.3$ ,  $C=0.6$ ,  $G_{\max}=50$ 。待辨识对象减温器中的两个传递函数中的 8 个参数  $[K_2, T_2, n_2, \tau_2, K_3, T_3, n_3, \tau_3]$  的矢量量程最小值为  $\text{MinX}=[0, 0, 0, 0, -1, 0, 0, 0]$ , 矢量量程的最大值为  $\text{MaxX}=[5, 5, 3, 10, 0, 50, 5, 10]$ , 该量程也是多次试验调整的结果, 辨识的传递函数模型结果如式(8), 辨识适应度  $f_2 \approx 0.148$ 。

$$\begin{cases} G_2(s) = \frac{\theta_2(s)}{\theta_1(s)} = \frac{0.776}{0.324 s + 1} e^{-2.88 s} \\ G_3(s) = \frac{\theta_2(s)}{q_1(s)} = \frac{-0.4665}{(14.6 s + 1)^2} e^{-1.03 s} \end{cases} \quad (8)$$

其中  $G_2(s)$  中的增益无量纲,  $G_3(s)$  中的增益单位为  $^{\circ}\text{C}/t/h$ , 惯性时间和迟延时间的单位均为 s。对式(8)辨识模型的校验方法与调节阀模型的校验方法类似。以减温器入口温度和减温水流量分别作为传递函数模型  $G_2(s)$  和  $G_3(s)$  的输入信号, 将其输出与实际输出数据进行对比。辨识数据模型校验的适应度为  $f'_{21} \approx 0.1578$ , 校验数据模型校验的适应度为  $f'_{22} \approx 0.5237$ 。减温器模型输出与实际减温器出口温度的对比如图 6 所示, 可以看出, 辨识模型输出与实际输出基本吻合, 具有较高的辨识精度。

## 4 主汽温过程多变量辨识分析

对于本文提出的图 2 所示的多变量过程模型, 相对于被普遍研究的单变量系统, 即减温水调节阀-减温水流量-减温器出口温度-过热器出口温度

过程, 其中减温水调节阀和末级过热器模型结构一致, 不做分析, 对减温器 BISO 模型作进一步分析。

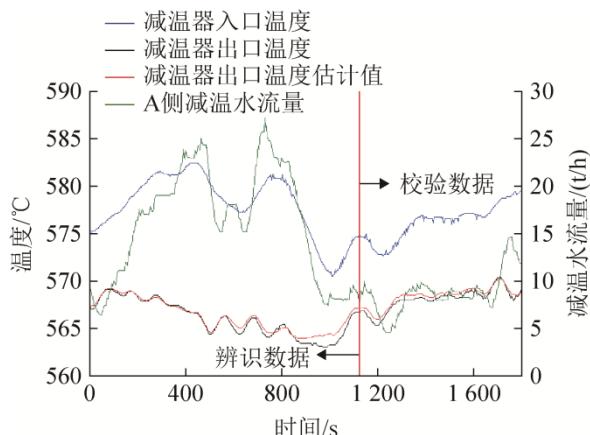


图 6 减温器辨识模型结果与实际输出对比图

Fig. 6 The comparison of real output and model identification model output of desuperheater

对于普遍研究的减温器 SISO 模型, 只考虑减温水流量对减温器出口温度之间的关系, 模型辨识中需要选择只有减温水流量变化而减温器入口温度基本不变的工况, 这在实际生产过程中很难获取有效的辨识数据。对于图 6 的辨识结果曲线, 若分别单独考虑减温器入口温度对出口温度的影响, 以及减温水流量对减温器出口温度的影响, 并将相应的曲线绘制在图 7 中, 可以看出, 减温器入口温度的变化曲线和其对减温器出口温度的响应方向是一致的, 而减温水流量变化曲线和其对减温器出口温度的响应的方向是相反的, 这说明减温器入口温度和减温水流量两个输入信号对减温器出口温度的影响都不能被忽略。

同时由式(8)可以发现减温器入口温度的变化对减温器出口温度的影响时间更短, 放大倍数更大, 这个扰动对系统的控制效果影响很大, 是主汽温控制中不可忽略的重要扰动。在常规串级控制中, 可以考虑以减温器入口温度前面的温度测点作为前馈信号, 以便及时调节减温水调节阀, 从而提高控制质量。

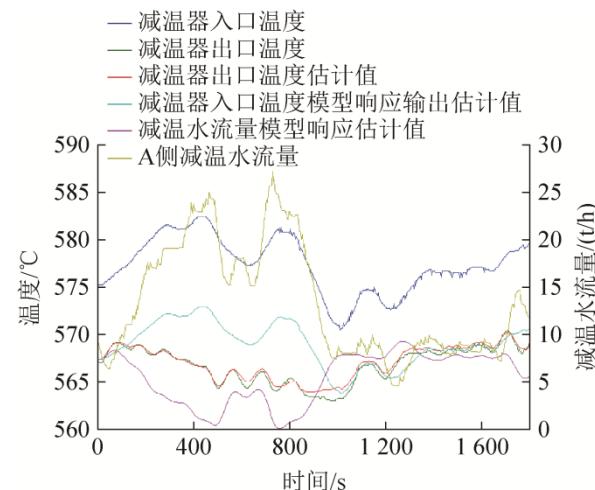


图 7 减温器辨识模型输出分析曲线

Fig. 7 The output curves of desuperheater identification model

## 5 结论

本文在分析国内某 1 000 MW 超超临界火电机组主蒸汽温度过程的基础上, 提出了一种主蒸汽温度过程的多变量模型结构; 针对标准差分进化算法的缺点, 提出了一种随机选择变异策略和自适应调整变异率和交叉率的改进算法, 并将该改进算法应用于主汽温多变量模型辨识; 提出了从电厂 DCS 历史数据库选择辨识数据的原则和方法, 并利用某 1 000 MW 火电机组 DCS 系统获取的历史数据, 成功辨识出了主汽温多变量传递函数模型。最后对多变量模型结构与常规单变量模型结构进行了对比分析, 验证了本文提出的多变量模型结构的有效性, 并为常规主汽温串级控制可以考虑针对减温器入口温度变化设计前馈控制的改进建议。本文提出的包括模型结构、历史数据获取原则方法及相应的辨识方法的一整套方案, 对于从事电厂控制的工程技术人员会有一定的帮助, 相关人员可以使用本文的方法对任何机组进行主蒸汽温度过程的辨识, 根据相关辨识结果分析调整和优化控制策略。

## 参考文献:

- [1] 中国电力企业联合会. 中国电力工业现状与展望 [R/OL]. (2015-03-10) [2016-02-10]. <http://www.cec.org.cn/yaowenkuaidi/2015-03-10/134972.html>.

- [2] 范永胜, 徐治皋, 陈来九. 基于动态特性机理分析的锅炉过热汽温自适应模糊控制系统研究 [J]. 中国电机工程学报, 1997, 17(1): 23-28. (Fan Yong-sheng, Xu Zhi-gao, Chen Lai-jiu. Study of Adaptive Fuzzy Control of Boiler Superheated Steam Temperature Based on Dynamic Mechanism Analysis [J]. Proceedings of the CSEE (S0258-8013), 1997, 17(1): 23-28.)
- [3] 韩璞, 袁世通, 张金营. 超超临界锅炉主汽温控制系统的建模研究 [J]. 计算机仿真, 2013, 30(12): 115-120. (Han Pu, Yuan Shi-tong, Zhang Jin-ying. Modeling Research on USC Boiler's Main Steam Temperature Control System [J]. Computer Simulation (S1006-9348), 2013, 30(12): 115-120.)
- [4] 王东风, 韩璞. 基于免疫遗传算法优化的汽温系统变参数 PID 控制 [J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(9): 212-217. (Wang Dong-feng, Han Pu. Variable Arguments PID Control for Main Steam Temperature System Based on Immune Genetic Optimization [J]. Proceedings of the CSEE (S0258-8013), 2003, 23(9): 212-217.)
- [5] 张小桃, 倪维斗, 李政, 等. 基于主元分析与现场数据的过热汽温动态建模研究 [J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(5): 131-135. (Zhang Xiao-tao, Ni Wei-dou, Li Zheng, et al. Dynamic Modeling Study of Superheater Steam Temperature Based on Principal Component Analysis Method and Online Data [J]. Proceedings of the CSEE (S0258-8013), 2005, 25(5): 131-135.)
- [6] 刘长良, 马增辉, 开平安. 电站过热汽温系统的内模 PID 控制及其仿真 [J]. 系统仿真学报, 2014, 26(11): 2722-2726, 2733. (Liu Chang-liang, Ma Zeng-hui, Kai Ping-an. Internal Model PID Control and Its Simulation in Main Steam Temperature System of Power Plant [J]. Journal of System Simulation (S1004-731X), 2014, 26(11): 2722-2726, 2733.)
- [7] 韦根原, 冯新强, 韩璞. 基于 CQPSO 算法的控制系统参数优化 [J]. 系统仿真学报, 2015, 27(7): 1570-1576. (Wei Gen-yuan, Feng Xin-qiang, Han Pu. CQPSO Algorithm Based Control System Parameter Optimization [J]. Journal of System Simulation (S1004-731X), 2015, 27(7): 1570-1576.)
- [8] 李芹, 张浩, 杨平, 等. 基于 MCP-CSH 的主汽温控制变负荷仿真研究 [J]. 系统仿真学报, 2014, 26(11): 2675-2681. (Li Qin, Zhang Hao, Yang Ping, et al. Load Adaptability Simulation Research for Main Steam Temperature Control Based on MCP-CSH [J]. Journal of System Simulation (S1004-731X), 2014, 26(11): 2675-2681.)
- [9] 赵慧荣, 沈炯, 沈德明, 等. 主汽温多模型扰动抑制预测控制方法 [J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(32): 5763-5770. (Zhao Hui-rong, Chen Jiong, Shen De-ming, et al. Multiple Model Disturbance Rejection Predictive Control of Main Steam Temperature [J]. Proceedings of the CSEE (S0258-8013), 2014, 34(32): 5763-5770.)
- [10] 黄宝海, 韩璞, 葛忠真, 等. 基于现场数据的电站过热器神经网络建模 [J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2008, 35(2): 66-69. (Huang Bao-hai, Han Pu, Ge Zhong-zhen, et al. Modeling a Super-heater of Power Plant Based on Neural Network Using Field Data [J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition) (S1007-2691), 2008, 35(2): 66-69.)
- [11] 陈小强, 许仙珍, 蔡璐璐, 等. 基于 GMDH 神经网络的超超临界机组过热蒸汽温度预测模型及仿真研究 [J]. 热力发电, 2014, 43(6): 102-107. (Chen Xiao-qiang, Xu Xian-zhen, Cai Lu-lu, et al. GMDH Neural Network Based Predictive Modeling and Simulation for Superheated Steam Temperature of 1 000 MW Ultra-supercritical units [J]. Thermal Power Generation (S1002-3364), 2014, 43(6): 102-107.)
- [12] 张小桃, 倪维斗, 李政, 等. 基于现场数据与神经网络的热工对象动态建模 [J]. 热能动力工程, 2005, 20(1): 34-37. (Zhang Xiao-tao, Ni Wei-dou, Li Zheng, et al. Dynamic Modeling of a Thermotechnical Object on the Basis of On-site Data and a Neural Network [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power (S1001-2060), 2005, 20(1): 34-37.)
- [13] 王再英, 刘怀霞, 陈毅静. 过程控制系统与仪表 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2007. (Wang Zai-ying, Liu Huai-jing, Chen Yi-jing. Process Control System and Instrument [M]. Beijing, China: China Machine Press, 2007.)
- [14] 刘波, 王凌, 金以慧. 差分进化算法研究进展 [J]. 控制与决策, 2007, 22(7): 721-729. (Liu Bo, Wang Ling, Jin Yi-hui. Advances in Differential Evolution [J]. Control and Decision (S1001-0920), 2007, 22(7): 721-729.)
- [15] 吴亮红, 王耀南. 动态差分进化算法及其应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2014. (Wu Liang-hong, Wang Yao-nan. Dynamic differential Evolution Algorithms and Applications [M]. Beijing, China: Science Press, 2014.)